4Ш

УДК 656.612

В.Г. Шерстюк
Херсонский национальный технический университет, Украина
Украина, 73008, г. Херсон, Бериславское шоссе, 24, *v_sherstyuk@bigmir.net*

Динамический отбор прецедентов в интеллектуальной системе «Муссон»

V.G. Sherstyuk
Herson National Technical University, Ukraine
Ukraine, 73008, c. Herson, Berislavskoye highway, 24, v_sherstyuk@bigmir.net

Dynamic Case Selection in the "Monsoon" Intelligent System

В.Г. Шерстюк
Херсонський національний технічний університет, Україна
Україна, 73008, м. Херсон, Бериславське шосе, 24, *v_sherstyuk@bigmir.net*

Динамічний відбір прецедентів в інтелектуальній системі «Мусон»

В статье предложены методы извлечения и отбора уместных прецедентов, представляющих собой потоки событий, в реальном времени для динамической сценарно-прецедентной системы «Муссон», предназначенной для управления динамическими объектами. Предложенные методы основаны на формировании гипотез и дальнейшем их уточнении с целью либо подтверждения, либо опровержения: подтвержденная гипотеза становится заключением и используется для последующего принятия решений оператором.
Ключевые слова: прецедент, подобие, событие, поток, ситуация, отбор, гипотеза, заключение, опровержение

The article suggests the real-time relevant cases retrieving and selecting methods for the dynamic scenario-case system "Monsoon" designed to the dynamic objects control. The proposed methods are based on the hypotheses formation of and their refinement in order to either confirm or disprove: the hypothesis becomes confirmed by the conclusion and used for operator's decision-making.
Key words: case, similarity, event, stream, situation, selection, hypothesis, conclusion, negation.

У статті запропоновані методи вилучення та відбору доречних прецедентів, що представляють собою потоки подій, в реальному часі для динамічної сценарно-прецедентної системи «Муссон», призначеної для управління динамічними об'єктами. Запропоновані методи засновано на формуванні гіпотез та їх уточнення надалі з метою або підтвердження, або спростування: підтверджена гіпотеза стає висновком і використовується для подальшого прийняття рішень оператором.
Ключові слова: прецедент, подібність, подія, потік, ситуація, відбір, гіпотеза, висновок, спростування.

Введение

Целенаправленно управляемые оператором или группой операторов динамические объекты (ДО) при взаимодействии с другими ДО в пределах некоторого ограниченного пространства формируют открытую полиэргатическую сложную динамическую систему (СДС).

В полиэргатических СДС знания операторов ДО о текущей ситуации, как правило, неполны и неточны, действия операторов взаимодействующих ДО непредсказуемы, нормативные правила, регулирующие взаимодействие ДО, являются противоречивыми и недостаточно определенными, управляющие воздействия не всегда приводят к требуемому результату вследствие стохастических воздействий внешней среды.

При наличии в СДС стесненных условий и множественных ситуационных возмущений складываются информационно сложные для оператора ситуации [1], обусловленные неполнотой и неточностью исходной информации, значительными объемами требуемых вычислений, а также серьезными ограничениями во времени, что существенно усложняет принятие оператором адекватных решений по управлению ДО, а в некоторых случаях приводит к инцидентам и авариям, которые принято классифицировать как «воздействие человеческого фактора» [2].

Актуальным способом снижения зависимости от «человеческого фактора» является автоматизация процессов принятия решений с использованием современных методов искусственного интеллекта. В [3] предложено с целью компенсации влияния «человеческого фактора» на процесс управления ДО в информационно-сложных ситуациях использовать динамическую сценарно-прецедентную интеллектуальную систему (ДСПИС). Исследование формальных моделей и методов функционирования ДСПИС является на сегодня одной из актуальных и важных научно-технических задач.

Постановка задачи исследования

Сценарно-прецедентные интеллектуальные системы являются классом систем автоматизированного вывода решений, основанным на принципах: а) повторяемости ситуаций; б) возможности использования ранее принятых решений в случае возникновения сходных проблемных ситуаций; в) представления решений в форме планов и сценариев [4]. Как показано в [5], ДСПИС управления ДО должна: а) функционировать в реальном времени; б) автоматически генерировать уместные в сложившейся ситуации решения.

Для решения задач управления ДО в информационно сложных ситуациях предназначена ДСПИС «Муссон» [6], получающая на входе поток наблюдаемых событий от подсистемы мониторинга, оценивающая на основе потока событий возможные действия операторов окружающих ДО и предоставляющая оператору план наиболее уместных действий в сложившейся ситуации.

Основой ДСПИС «Муссон» является представление информации о динамике ситуаций в виде потоков событий в рамках правдоподобной древовидной сети событий (ПДСС) [7]. Ранее в [8] представлен также метод динамической оценки подобия потоков событий, позволяющий соотнести наблюдаемый поток событий с эталонными потоками событий, составляющими хранилище прецедентов (ХП).

Вопросы разработки методов извлечения и отбора уместных прецедентов для ДСПИС, функционирующих в реальном времени, ранее не рассматривались. Наиболее близкой к ДСПИС «Муссон» является концепция «беспрерывной» прецедентной ИС (Ceaseless CBR) [9], работающей в квазиреальном времени.

Общий анализ состояния работ в области синтеза ДСПИС реального времени показывает, что методы извлечения и отбора прецедентов, представляющих собой потоки событий, исследованы фрагментарно, адекватные решения задач извлечения и отбора прецедентов практически отсутствуют.

Цель данной работы состоит в теоретическом исследовании ДСПИС как класса ситуационных ИС, разработке и обосновании используемых в ДСПИС методов извлечения и отбора прецедентов.

Прецеденты и гипотезы

Пусть S – пространство возможных ситуаций, R – пространство возможных решений, G – пространство возможных целей.

В ДСПИС «Муссон» прецедент e представляет собой тройку $\langle s,r,g\rangle = S\times R\times G$, состоящую из описания ситуации $s\in S$, содержащего поток событий $\vec{\mathcal{R}}$, называемый эталонным потоком событий, и контекст, заданный как множество переменных $\left\{\nu_e^1,\nu_e^2,...\nu_e^n\right\},\ \nu_e^i\in\mathcal{E}.\nu,\ i\in[1..n]$; связанного с s решения $r\in R$, содержащего план действий Π, и связанной с r цели $g\in G$, на достижение которой направлен план $\Pi\in r$. Цель g отражает предполагаемый результат выполнения решения r прецедента e в ситуации s.

Инициирующий прецедент e_I представляет собой описание проблемной ситуации s_I, содержащее наблюдаемый поток событий $\vec{S}$ и контекст, представляющий собой множество переменных $\left\{\nu_{e_I}^1,\nu_{e_I}^2,...\nu_{e_I}^n\right\},\ \nu_{e_I}^i\in\mathcal{E}.\nu,\ i\in[1..n]$, отражающих условия наблюдения.

Множество прецедентов, хранимых в ДСПИС, представлено в виде сложной структуры данных – ПДСС $\mathcal{G}$. Первый (нижний) уровень ПДСС $\tilde{\mathcal{G}}_1$ ассоциирован с моделью событий и содержит множество эталонных потоков событий $\left\{\vec{\mathcal{R}}_1,\vec{\mathcal{R}}_2,...\vec{\mathcal{R}}_n\right\},\ \vec{\mathcal{R}}_i\in\mathcal{E}.\mathcal{Z},\ i\in[1..n]$. Второй уровень $\tilde{\mathcal{G}}_2$ содержит таксономическую структуру контекстов ситуаций $\mathbf{Ctx}_{e_i}\lhd^{e}\tilde{\mathcal{G}}_2$, где $\mathbf{Ctx}_{e_i}=\left\{\nu_{e_i}^1,\nu_{e_i}^2,...\nu_{e_i}^n\right\},\ \nu_{e_i}^j\in\mathcal{E}.\nu,\ j\in[1..n]$.

Активным в момент времени t прецедентом является прецедент e_X, эталонный поток событий которого $\vec{\mathcal{R}}\in e_X$ имеет моментальную оценку подобия с наблюдаемым потоком $\vec{S}$, значение которой в t выше заданного порога θ, т.е. $\mathbf{SIM}\left(\vec{S},\vec{\mathcal{R}}\right)^t>\theta$.

Гипотезой $\mathcal{h}$ называется результат распространения входного (наблюдаемого) потока событий $\vec{S}$ на эталонный поток событий $\vec{\mathcal{R}}$ активного прецедента e_X, представленный в виде кортежа

$$\mathcal{h}=\langle C,□,□,□,□,t\rangle,$$

где C – указатель на рассматриваемый прецедент $e_X\in\left\{e_S\right\}$;

□ – куст прецедента C, представляющий собой префикс эталонного потока событий $\left[y_1^{\vec{\mathcal{R}}},y_2^{\vec{\mathcal{R}}},...y_m^{\vec{\mathcal{R}}}\right]\in\vec{\mathcal{R}},\ \vec{\mathcal{R}}\in C$, включающий суффикс наблюдаемого потока событий $\left[y_i^{\vec{S}},y_{i+1}^{\vec{S}},...y_{i+m}^{\vec{S}}\right]\in\vec{S}$, такой что $\vec{S}$ ф $\vec{\mathcal{R}}$;

□ – суффикс (остаток) эталонного потока событий $\left[y_{m+1}^{\vec{\mathcal{R}}},y_{m+2}^{\vec{\mathcal{R}}},...y_{m+l}^{\vec{\mathcal{R}}}\right]\in\vec{\mathcal{R}},\ \vec{\mathcal{R}}\in C$, содержащий события, которые на момент времени t еще не наблюдались, но предполагаются исходя из динамической оценки подобия потоков событий $\vec{S}$ и $\vec{\mathcal{R}}$;

□ – нормализованная динамическая оценка подобия потоков событий $\vec{S}$ и $\vec{\mathcal{R}}$, □ $=\mathbf{SIM}\left(\vec{S},\vec{\mathcal{R}}\right)$;

□ – степень уверенности в том, что последующие наблюдаемые события $\left[y_{i+m+1}^{\vec{S}},y_{i+m+2}^{\vec{S}},...y_{i+m+l}^{\vec{S}}\right]\in\vec{S}$ вложены в суффикс эталонного потока событий $\left[y_{m+1}^{\vec{\mathcal{R}}},y_{m+2}^{\vec{\mathcal{R}}},...y_{m+l}^{\vec{\mathcal{R}}}\right]\in\vec{\mathcal{R}},\ \vec{\mathcal{R}}\in C$ (оценка правдоподобия гипотезы);

□ – степень уверенности в наступлении ожидаемого события y^{*}_{t+1}, такого, что $y^{*}_{t+1} = \mathbf{prefix}\left(h_i^{(t)}.\square\right)$;

t – момент времени, в который наблюдалось последнее событие $y^{\vec{S}}_{i+m}$.

Таким образом, □ соответствует той части активного прецедента e_X, события которой уже случились (наблюдаемы), и является основанием для вывода с уверенностью □, что остаток □ является частью прецедента e_X, события которой еще не случились, но предполагаются в будущем.

Соответственно,

$$\square \lhd C,\ \square \lhd^{e} C,\ C = \square \cup \square,\ \square \overset{\square}{\Rightarrow} \square$$

Доказательством h_j^{+} гипотезы h_j является событие $y^{\vec{S}}_{i+1} \in \vec{S}$, изменяющее динамическую оценку подобия потоков $\mathbf{SIM}\left(\mathbf{suffix}\left(\vec{S}\right), \mathbf{prefix}\left(\vec{\mathcal{R}}\right)\right)$ в сторону увеличения, так что

$$\mathbf{SIM}\left(\left[y_{t-m},\ldots,y_{t+1}\right], \mathbf{prefix}\left(\vec{\mathcal{R}}\right)\right) > \mathbf{SIM}\left(\left[y_{t-m},\ldots,y_{t}\right], \mathbf{prefix}\left(\vec{\mathcal{R}}\right)\right).$$

Заключением $y_m^{\vec{S}}$ для потока событий $\vec{S}$ называется подмножество активных гипотез $\mathcal{H}^{(t)} \subseteq \mathcal{H}$, объясняющих все наблюдаемые в точке t события наблюдаемого потока $\left[y_1^{\vec{S}}, y_2^{\vec{S}}, \ldots y_m^{\vec{S}}\right] \in \vec{S}$, так что $\forall y_i^{\vec{S}} \in \vec{S}\ \ y_m^{\vec{S}} \circ\ \ y_i^{\vec{S}}$.

Извлечение прецедентов и формирование гипотез

Задача извлечения подобных прецедентов заключается в непрерывном сравнении наблюдаемого потока событий в СДС $\vec{S}$ с эталонными потоками событий $\vec{\mathcal{R}}$, содержащимися в ХП, и обнаружении тех прецедентов, эталонные потоки событий которых подобны наблюдаемому потоку с оценкой, превышающей заданный порог θ.

Задача формирования гипотез заключается в создании и непрерывном обновлении множества гипотез, представляющих описание текущего состояния СДС. Обе задачи в рамках ДСПИС решаются совместно и параллельно.

Метод извлечения подобных прецедентов основан на последовательно-параллельном выполнении четырех функций:

– кластеризации ХП относительно контекста инициирующего прецедента $\mathbf{Ctx}_{e_I} = \left\{\nu_{e_I}^{1}, \nu_{e_I}^{2}, \ldots \nu_{e_I}^{n}\right\},\ \nu_{e_I}^{i} \in \mathcal{E}.\nu,\ i \in [1..n]$;

– классификации каждого очередного события наблюдаемого потока $y_t^{\vec{S}}$ относительно заданной иерархии классов $\langle C, \prec \rangle$;

– динамической оценки подобия эталонных потоков событий прецедентов $\vec{\mathcal{R}}$ относительно наблюдаемого потока событий $\vec{S}$;

– формирования множества правдоподобных гипотез $\mathcal{H}$.

Кластеризация хранилища прецедентов. Кластеризация ХП производится независимо для каждого наблюдаемого потока событий $\vec{S}$. Целью кластеризации является сужение пространства поиска подобных прецедентов исключением из поиска тех прецедентов e_j, контекст которых $\mathbf{Ctx}_{e_j}$ не соответствует контексту инициирующего прецедента $\mathbf{Ctx}_{e_I}$, т.е. $\mathbf{Ctx}_{e_I} \neq \mathbf{Ctx}_{e_j}$. Для выполнения кластеризации используем подход, основанный на теории приближенных множеств [10].

Пусть кортеж $\tilde{S}=\left\{S,I\tilde{N}D\right\}$ является пространством приближения, а $I\tilde{N}D=\left\{E_1,E_2,...,E_i\right\}$ является набором классов эквивалентности заданного отношения неразличимости $I\tilde{N}D$. Тогда функция принадлежности класса эквивалентности E некоторому подмножеству множества ситуаций Y имеет вид: $\mu_Y^E=\left|(Y\cap E)\right|/\left|Y\right|$.

Пусть показатель точности $\alpha(Y)$ определяет отношение между числом элементов множества Y, которые необходимо являются элементами Y, к тем, которые возможно являются элементами Y. Данное отношение описывается через нижнее $\underline{IND}(Y)$ и верхнее $\overline{IND}(Y)$ приближение Y и показывает, насколько близко приближение $\left\langle \underline{IND}(Y),\overline{IND}(Y)\right\rangle$ к исходному множеству Y.

Соответственно, позитивный класс $POS(E)$ может быть задан как объединение тех элементарных множеств, чьи критерии классификации гарантируют, что точность $\alpha(Y)$ будет больше μ_Y^E:

$$POS(E)=\cup\left\{E\in I\tilde{N}D:\alpha(Y)>\mu_Y^E\right\}. \qquad (1)$$

Негативный класс $NEG(E)$ определен как объединение тех элементарных множеств, чьи критерии классификации гарантируют, что точность $\alpha(Y)$ будет меньше μ_Y^E:

$$NEG(E)=\cup\left\{E\in I\tilde{N}D:\alpha(Y)<\mu_Y^E\right\}. \qquad (2)$$

Граничная область $BND(E)$ представлена объединением тех элементарных множеств, чья классификация не принадлежит позитивной и негативной областям множества Y:

$$BND(E)=\cup\left\{E\in I\tilde{N}D:E\notin POS,NEG\right\}, \qquad (3)$$

Поскольку отношение неразличимости $I\tilde{N}D$ разбивает исходное множество прецедентов ХП на кластеры, рассматривая контекст инициирующего прецедента e_I как некоторый класс $E_I\subset I\tilde{N}D$, на основании $I\tilde{N}D$ можно ограничить дальнейший поиск множества подобных прецедентов пространством поиска, принадлежащим $POS(E_I)$-области, либо $BND(E_I)$-области при условии $POS(E_I)=\varnothing$, полностью исключив из рассмотрения область $NEG(E_I)$.

Результатом сужения пространства поиска подобных прецедентов является ограничение множества перебора для динамической оценки подобия потоков событий, что значительно повышает быстродействие поиска и предотвращает «комбинаторный взрыв».

Классификация событий. Классификация каждого очередного события наблюдаемого потока $\text{у}_t^{\vec{S}}$ производится относительно заданной иерархии классов $\left\langle C,\prec\right\rangle$.

Для классификации событий используется дедуктивный механизм правдоподобной дескрипционной логики (ПДЛ) $\mathbf{\Lambda}$, основными методами дедуктивного вывода в которой являются классификация и извлечение экземпляров.

Классификация объектов – механизм системы фактов $\mathcal{A}$ ПДЛ $\mathbf{\Lambda}$, определяющий для некоторого заданного экземпляра $o\in\mathcal{A}$ множество наиболее конкретных концептов $\overline{C}(o)=\{C_1,...C_n\}$, которым данный экземпляр принадлежит, такое что

$$\overline{C}(o)=\left\{C_i\in\mathcal{T}\mid\left\{\mathcal{A}\cup\neg(o:C_i)\right\}^I=\varnothing\ \wedge\ \min\nolimits_{\mathcal{T}}C_i\right\}.$$

Механизм классификации основан на алгоритме нахождения наиболее узкого по вложению (конкретного) концепта *LS*, экземпляром которого является $\text{у}_t^{\vec{S}}$ [11], и

используется таким образом, что для каждого очередного наблюдаемого события $у_t^{\vec{S}}$ (экземпляра) производится поиск наименьшего по вложению класса $c \in C$ (концепта), такого что либо $у_t^{\vec{S}} \lhd c$, либо $у_t^{\vec{S}} \lhd^* c$ ($у_t^{\vec{S}}$ ф c) и выполняется множество ограничений, связанных с $c \in C$, т.е. $k(c) \Rightarrow \bullet$.

В результате классификации каждое событие $у_t^{\vec{S}}$ получает настолько точную (конкретную) классификацию, насколько позволяют полнота и точность наблюдения его параметров. Соответственно, определяется функция $\mathbf{root}(у)$ как возвращающая класс заданного события $у$ относительно иерархии $\langle C, \prec \rangle$, $\mathbf{root}(у) = c,\ c \in C$.

Извлечение экземпляров – механизм системы фактов $\mathcal{A}$ ПДЛ $\mathbf{\Lambda}$, который для некоторого заданного в терминологии $\mathcal{T}$ концепта $c \in C$ находит множество экземпляров $\overline{O}(c) = \{o_1, ... o_m\}$, таких, что $\forall o_i,\ i \in [1..m]\ o_i \in c$.

Поскольку формализм ПДСС позволяет вводить оценки правдоподобности $l \in \ell$, а используемая ПДЛ $\mathbf{\Lambda}$ допускает нечеткие и приближенные оценки концептов, соответственно механизм извлечения экземпляров может быть ослаблен до некоторой степени правдоподобия $\theta \le \sup(\ell)$.

Слабое извлечение экземпляров – механизм $\mathcal{A}$ ПДЛ $\mathbf{\Lambda}$, который для некоторого заданного в терминологии $\mathcal{T}$ концепта $c \in C$ находит множество экземпляров $\underline{O}(c) = \{o_1, ... o_m\}$, возможно являющихся экземплярами класса $c \in C$, т.е. $\forall o_i,\ i \in [1..m]\ l(o_i \in c) \ge \theta$. Соответственно, определяется функция слабого извлечения экземпляров $\mathbf{return}(c, \theta) : \{o_i\},\ o_i$ ф c, возвращающая события заданного класса c с определенным порогом правдоподобия θ.

Формирование множества гипотез. Введем функцию $\mathbf{get}(\vec{S}^j) : у_t^{\vec{S}}$, возвращающую очередное событие $у_t^{\vec{S}}$ j-го сегмента наблюдаемого потока событий $\vec{S}$ в результате мониторинга событий СДС.

Предположим, что $\mathcal{H}^{(t)} \subseteq \mathcal{H}$ содержит множество *рассматриваемых* (активных) *гипотез* в момент времени t, $\mathcal{H}^{(0)} = \varnothing$; $\mathcal{A}^{(t)}$ содержит множество *новых* (активированных) *гипотез*, порожденных в момент времени t; $\text{Р}^{(t)}$ обозначает множество потоков событий *активированных* в момент времени t прецедентов, $C^{(t)}$ – множество указателей на активированные в момент времени t прецеденты.

Исходя из потока классов событий, возвращаемых функцией **root**, найдем с помощью функции **retrieve** прецедент $C^{(t)}$, содержащий поток событий вида

$$\text{Р}^{(t)} = \mathbf{retrieve}\left(\mathbf{root}\left(\mathbf{get}\left(\vec{S}^j\right)\right), C^{(t-1)}, \theta\right), \tag{4}$$

исходя из нормированных оценок подобия

$$\text{Р}^{(t)} = \left\{C_i \in C^{(t-1)} : \mathbf{SIM}\left(\mathbf{root}\left(\mathbf{get}\left(\vec{S}^j\right)\right), C_i\right) \Big/ \mathbf{SIM}\,(C_i, C_i)\right\}. \tag{5}$$

Далее в отношении каждого $\text{Р}^{(t)}$, исходя из вновь полученного события $у_t^{\vec{S}}$, генерируется новая гипотеза $h_i^{(t)} = \langle C_i, □_i, □_i, □_i, □_i, t_i \rangle$ с использованием ссылки на соответствующий активированный прецедент C_i.

Все сгенерированные в момент времени t гипотезы $h_i^{(t)}$ проверяются, и производится их слияние (композиция) с множеством активированных в момент времени t гипотез $\mathcal{A}^{(t)}$:

$$\mathcal{A}^{(t)} = \left\{\mathcal{A}^{(t)} \text{ в } h_i : h_i.C_i \in \text{Р}^{(t)}\right\}. \tag{6}$$

Покрытие $\mathcal{D}^{(t)}\left(\mathrm{y}_t^{\vec{S}}\right)$ гипотезы $h_i^{(t)}$ относительно вновь полученного события $\mathrm{y}_t^{\vec{S}}$ является подмножеством множества ссылок на прецеденты $C^{(t)}$, каждый из которых включает событие класса, абстрактного $\mathbf{root}\left(\mathrm{y}_t^{\vec{S}}\right)$:

$$\mathcal{D}^{(t)}\left(\mathrm{y}_t^{\vec{S}}\right)=\left\{C_j \in C^{(t-1)} : \mathbf{root}\left(\mathrm{y}_t^{\vec{S}}\right) \lhd^* C_j\right\}, \tag{7}$$

Множество $\mathcal{D}^{(t)}$ может быть получено с использованием дедуктивного механизма ПДЛ $\mathbf{\Lambda}$ как

$$\mathcal{D}^{(t)}\left(\mathrm{y}_t^{\vec{S}}\right)=\mathbf{return}\left(\mathbf{root}\left(\mathrm{y}_t^{\vec{S}}\right),\theta\right). \tag{8}$$

Вновь полученное событие $\mathrm{y}_t^{\vec{S}}$ считается *непокрытым* гипотезами, если $\mathcal{D}^{(t)}\left(\mathrm{y}_t^{\vec{S}}\right)=\varnothing$.

Наличие непокрытого гипотезой события означает, что сегментация j-го сегмента наблюдаемого потока событий $\vec{S}$ произведена неправильно, поэтому происходит перестройка суффикса наблюдаемого потока, участвующего в сравнении с префиксами эталонных потоков согласно (6):

$$\mathbf{suffix}\left(\vec{S}\right)= \mathrm{y}_{t-n-1}^{\vec{S}} \cup \left[\mathrm{y}_{t-n}^{\vec{S}},\ldots \mathrm{y}_t^{\vec{S}}\right], \tag{9}$$

после чего выполнение функции **retrieve** (4) повторяется циклически до тех пор, пока существуют непокрытые гипотезы.

Когда достигается отсутствие непокрытых гипотез, производится слияние множества гипотез $\mathcal{A}^{(t)}$, порожденных в момент времени t, с множеством активных гипотез $\mathcal{H}^{(t-1)}$:

$$\mathcal{H}^{(t)} = \mathcal{H}^{(t-1)} \text{ в } \mathcal{A}^{(t)}. \tag{10}$$

Сформированное множество $\mathcal{H}^{(t)}$ проверяется на предмет выполнения установленных ограничений $\mathsf{k}_j : \mathsf{v}_i \to 2^{\mathcal{E}.\mathcal{Z}.X}$ с помощью функции $\mathbf{Const?}\left(\mathsf{v}_i, \mathsf{k}_j\right)$.

Все гипотезы, ограничения которых не удовлетворяются, исключаются из дальнейшего рассмотрения:

$$\begin{gathered}\mathcal{H}'^{(t)}=\left\{h_i^{(t)} \in \mathcal{H}^{(t)} \mid \mathbf{Const?}\left(\mathsf{v}_i, \mathsf{k}_j\right)=\wedge\right\}, \\ \forall h_i^{(t)} \in \mathcal{H}^{(t)} \;\; \mathsf{v}_i = h_i^{(t)}.\square\,,\; \left\{\mathsf{k}_j\right\} \in h_i^{(t)}.\square.\mathsf{k},\; \mathcal{H}^{(t)} = \mathcal{H}^{(t)} - \mathcal{H}'^{(t)}\end{gathered} \tag{11}$$

Таким образом, в результате извлечения подобных прецедентов формируется актуальное на момент времени t множество удовлетворяющих всем наложенным ограничениям k гипотез $\mathcal{H}^{(t)}$, далее производится отбор уместных прецедентов.

Отбор уместных прецедентов

Задача отбора уместных прецедентов заключается в непрерывном анализе сформированного множества гипотез, и получении на их основе множества заключений, объясняющих процесс, наблюдаемый с помощью потока событий $\vec{S}$.

Множество сформированных правдоподобных заключений $\mathcal{E}^{(t)}$ ранжируется по их уместности (согласованности) относительно $\vec{S}$.

Поскольку процесс наблюдения в СДС ведется непрерывно, с поступлением каждого очередного события множество гипотез $\mathcal{H}^{(t)}$ динамически изменяется, в частности, в активных гипотезах $h_i^{(t)} \in \mathcal{H}^{(t)}$ изменению подвергаются кусты $h_i^{(t)}.\square$ и $h_i^{(t)}.\square$, оценки $h_i^{(t)}.\square$ и $h_i^{(t)}.\square$.

Метод отбора уместных прецедентов основан на последовательно-параллельном выполнении пяти функций:

– динамической перестройки активных гипотез $h_i^{(t)} \in \mathcal{H}^{(t)}$ при наступлении очередного события y_{t+1};

– динамической переоценки правдоподобия каждой активной гипотезы $h_i^{(t)} \in \mathcal{H}^{(t)}$ и степени уверенности в наступлении события y_{t+1};

– разбиения множества гипотез $\mathcal{H}^{(t)}$ на множество интерпретируемых гипотез $\mathcal{H}_U^{(t)}$ и множество отложенных гипотез $\mathcal{H}_P^{(t)}$, таких что $\mathcal{H}^{(t)} = \mathcal{H}_U^{(t)} \cup \mathcal{H}_P^{(t)}$;

– формирования на основании множества интерпретируемых гипотез $\mathcal{H}_U^{(t)}$ множества заключений $\mathcal{E}^{(t)}$;

– ранжирования множества заключений $\mathcal{E}^{(t)}$ относительно отношения релевантности $(\mathbf{REL})$ [12].

Динамическая перестройка множества активных гипотез. При появлении в потоке $\vec{S}$ каждого нового события $y_{t+1}^{\vec{S}}$ необходимо просмотреть множество активных гипотез $h_i^{(t)} \in \mathcal{H}^{(t)}$, при этом для каждой гипотезы:

1) проверяется, соответствует ли событие $y_{t+1}^{\vec{S}}$ ожидаемому для данной гипотезы событию y_{t+1}^{*}. Если $y_{t+1}^{*} \text{ x } y_{t+1}^{\vec{S}}$, переходим на шаг 2) и обрабатываем событие, если $y_{t+1}^{*} \not{\text{x}}\, y_{t+1}^{\vec{S}}$, гипотеза $h_i^{(t)}$ исключается из множества активных гипотез $\mathcal{H}^{(t)}$: $\mathcal{H}^{(t+1)} = \mathcal{H}^{(t)} - h_i^{(t)}$;

2) перестраивается куст наблюдаемых событий $h_i^{(t+1)}.\square$, представляющий собой префикс эталонного потока событий прецедента e_i:

$$h_i^{(t+1)}.\square = h_i^{(t)}.\square \cup y_{t+1},\ h_i^{(t)}.\square = \left[y_1, y_2, \ldots y_t,\right],\ h_i^{(t+1)}.\square = \left[y_1, y_2, \ldots y_t, y_{t+1}\right]; \quad (12)$$

3) перестраивается куст $h_i^{(t+1)}.\square$, содержащий события, которые на момент времени t еще не наблюдались,

$$\begin{gathered} h_i^{(t+1)}.\square = h_i^{(t)}.\square - y_{t+1}^{*}, \\ h_i^{(t)}.\square = \left[y_{t+1}^{*}, y_{t+2}^{*}, \ldots y_{t+l}^{*}\right],\ h_i^{(t+1)}.\square = \left[y_{t+2}^{*}, \ldots y_{t+l}^{*}\right],\ y_{t+1}^{*} \text{ x } y_{t+1}^{\vec{S}}; \end{gathered} \quad (13)$$

4) перестраивается суффикс наблюдаемого потока событий $\mathbf{suffix}(\vec{S})$:

$$\begin{gathered} \mathbf{suffix}(\vec{S}) = \mathbf{suffix}(\vec{S}) + y_{t+1},\ \mathbf{suffix}(\vec{S})^{(t)} = \left[y_1^{\vec{S}}, y_2^{\vec{S}}, \ldots y_t^{\vec{S}}\right], \\ \mathbf{suffix}(\vec{S})^{(t+1)} = \left[y_1^{\vec{S}}, y_2^{\vec{S}}, \ldots y_t^{\vec{S}}, y_{t+1}^{\vec{S}}\right]; \end{gathered} \quad (14)$$

4) пересчитывается нормализованная динамическая оценка подобия потоков $h_i^{(t+1)}.\square$:

$$h_i^{(t+1)}.\square = \mathbf{SIM}\left(\mathbf{suffix}(\vec{S})^{(t+1)}, h_i^{(t+1)}.\square\right); \quad (15)$$

5) пересчитывается оценка правдоподобия гипотезы $h_i^{(t+1)}.\square$;

6) пересчитывается оценка степени уверенности $h_i^{(t+1)}.\square$ в наступлении ожидаемого события y_{t+1}^{*};

7) рассчитывается производная по времени для оценки правдоподобия гипотезы $h_i^{(t+1)}.\square$.

Рассмотрим принцип формирования оценок правдоподобия в операциях 5) и 6).

Динамическая переоценка правдоподобия активных гипотез. Для каждой гипотезы $\hbar_i^{(t)} \in \mathcal{H}^{(t)}$ на основании ее куста $\square$, соответствующего наблюдаемым событиям, может быть получена оценка правдоподобия $l_{\hbar_i}$, соответствующая заданному отображению ϕ_i в модели правдоподобия ℓ [7]:

$$l\left(\hbar_i^{(t)}\right) = 1 - \prod_{\forall y_j \in \hbar_i^{(t)}.\square} \left(1 - \prod_{\forall e \in \rho\left(y_j, \hbar_i^{(t)}.C_i\right)} l(e)\right). \tag{16}$$

Исходя из (12), чем длиннее путь ρ, приведший от наблюдаемых событий y_j к вершине куста $\square$, тем выше оценка правдоподобия гипотезы $l_{\hbar_i}$, что соответствует интуитивным ожиданиям повышения доверия к гипотезе по мере ее подтверждения.

Далее, обладая оценкой $l\left(\hbar_i^{(t)}\right)$, можно оценить степень уверенности в наступлении ожидаемого события y_{t+1}^*, такого что $y_{t+1}^* = \mathbf{prefix}\left(\hbar_i^{(t)}.\square\right)$:

$$l\left(y_{t+1}^* \mid \hbar_i^{(t)}\right) = \left(l\left(y_{t+1}\right)\square \prod_{\forall e \in \rho\left(y_j, \hbar_i^{(t)}.C_i\right)} l(e)\right) \Bigg/ \left(1 - \prod_{\forall y_j \in \hbar_i^{(t)}.\square} \left(1 - \prod_{\forall e \in \rho\left(y_j, \hbar_i^{(t)}.C_i\right)} l(e)\right)\right). \tag{17}$$

По результатам расчета значение $l\left(\hbar_i^{(t)}\right)$ записывается в $\hbar_i^{(t+1)}.\square$, а $l\left(y_{t+1}^* \mid \hbar_i^{(t)}\right)$ – в $\hbar_i^{(t+1)}.\square$:

$$\hbar_i^{(t+1)}.\square = l\left(\hbar_i^{(t)}\right),\ \hbar_i^{(t+1)}.\square = l\left(y_{t+1}^* \mid \hbar_i^{(t)}\right). \tag{18}$$

Имея оценку $l\left(\hbar_i^{(t)}\right)$, можно ранжировать множество гипотез $\mathcal{H}^{(t)}$ по правдоподобию и исключать при наличии значительного числа гипотез $\left|\mathcal{H}^{(t)}\right| \square\ \hbar$ из рассмотрения те гипотезы, оценка правдоподобия которых лежит ниже определенного порога λ:

$$\mathcal{H}^{(t)} = \mathcal{H}^{(t)} - \left\{\hbar_i^{(t)} \mid l\left(\hbar_i^{(t)}\right) < \lambda\right\}, \tag{19}$$

что позволяет исключить возможность комбинаторного взрыва.

Отбор множества интерпретируемых гипотез. В процессе рассмотрения гипотез и формирования заключений по каждой гипотезе $\hbar_i^{(t)} \in \mathcal{H}^{(t)}$, оценка правдоподобия которой растет с получением очередных наблюдаемых событий, существует дилемма – перевести ли данную гипотезу в множество интерпретируемых гипотез $\mathcal{H}_U^{(t)}$ и сформировать заключение, или отсрочить процесс формирования заключения, переведя гипотезу в множество отложенных гипотез $\mathcal{H}_P^{(t)}$, ожидая дальнейшего повышения оценки правдоподобия по мере поступления новых событий.

Если интерпретировать гипотезу $\hbar_i^{(t)}$ слишком поздно, можно пропустить момент достижения растущим кустом $\hbar_i^{(t)}.\square$ целевой вершины, тогда поступление нового события, такого, что $y_t \neq \mathbf{prefix}\left(\hbar_i^{(t-1)}.\square\right)$, резко снижает оценку правдоподобия $l\left(\hbar_i^{(t)}\right)$. Соответственно, необходимо произвести откат до предыдущего события y_{t-1}, закрыть текущий сегмент наблюдаемого потока $\bar{S}^j$, начать новый сегмент $\bar{S}^{j+1}$ и вновь рассмотреть событие y_t. Указанная последовательность действий связана с перерасчетом динамических оценок подобия потоков событий, формированием нового множества гипотез $\mathcal{H}^{(t)}$, нахождением для него покрытия $\mathcal{D}^{(t)}$, перепроверкой ограничений гипотез $\hbar_i^{(t)}.\mathrm{k}$, пересчетом оценок правдоподобия гипотез $l\left(\hbar_i^{(t)}\right)$.

Чтобы избежать высоких накладных расходов на откаты событий, необходимо оценить приращение оценки правдоподобия гипотезы, т.е. найти ее производную по времени:

$$\dot{l}\left(h_i^{(t)}\right) = \frac{\partial l\left(h_i^{(t)}\right)}{\partial t}. \quad (20)$$

Тогда можно задать следующую функцию разбиения множества гипотез $\mathcal{H}^{(t)}$:

$$\textbf{partition}\left(\mathcal{H}^{(t)}\right) = \begin{cases} \mathcal{H}_U^{(t)} \mid \forall h_i^{(t)} \in \mathcal{H}_U^{(t)}\ \dot{l}\left(h_i^{(t)}\right) > 0\ \wedge\ l\left(h_i^{(t)}\right) \geq \lambda_h \\ \mathcal{H}_P^{(t)} \mid \forall h_i^{(t)} \in \mathcal{H}_U^{(t)}\ \dot{l}\left(h_i^{(t)}\right) \leq 0\ \vee\ l\left(h_i^{(t)}\right) \geq \lambda_h \end{cases}, \quad (21)$$

где λ_h – ожидаемая оценка правдоподобия гипотезы $h_i^{(t)}$.

Ожидаемая оценка правдоподобия λ_h может либо задаваться статически в процессе разработки ДСПИС, либо определяться динамически на основе нарабатываемой ДСПИС статистики откатов событий для каждого класса гипотез.

Множество отложенных гипотез $\mathcal{H}_P^{(t)}$ становится множеством гипотез на следующей итерации, т.е. $\mathcal{H}^{(t)} = \mathcal{H}_P^{(t-1)}$, множество интерпретируемых гипотез $\mathcal{H}_U^{(t)}$ передается дальше на стадию формирования заключений.

Формирование множества заключений. Гипотеза $h_i^{(t)}$ называется *объясняющей* событие $у_t$, если соответствующий прецедент $h_i^{(t)}.C$ включает $у_t$, т.е. $\textbf{root}\left(у_t\right) \lhd^* h_i^{(t)}.C$ ($h_i^{(t)}.C$ ф $у_t$). Каждое событие $у_t \in \vec{S}$ в момент времени t может объясняться множеством гипотез $\{h\}^{(t)}$.

Задача формирования заключения в отношении события $у_t \in \vec{S}$ состоит в нахождении единственной активной гипотезы $h_j \in \{h\}^{(t)}$, такой что $h_j \circ\ у_t$. Тогда задача формирования заключения $y_m^{\vec{S}}$ в отношении наблюдаемого потока событий $\vec{S}$ сводится к нахождению множества активных гипотез $y_m^{\vec{S}} = \{h\}^{(t)}$, таких, что для каждого события $у_i^{\vec{S}}$ наблюдаемого потока событий $\vec{S} = \left[у_1^{\vec{S}},...у_i^{\vec{S}},...у_m^{\vec{S}}\right]$ каждая гипотеза $h_i \in \{h\}^{(t)}$ является заключением относительно события $у_i^{\vec{S}}$, т.е. $h_i \circ\ у_i^{\vec{S}}$.

Соответственно, заключение $e^{(t)}$ представляет собой конъюнкцию вида

$$e^{(t)} = h_1 \wedge ... \wedge h_i \wedge ... \wedge h_m,\ h_i \in y_m^{\vec{S}} \quad (22)$$

Множество заключений $\mathcal{E}^{(t)}$ строится из элементов множества $\mathcal{H}_U^{(t)}$ с использованием *принципа максимальной объясняющей способности* [13]: чем больше конъюнктов содержит заключение $e^{(t)}$, тем больше его объясняющая способность.

Таким образом, если два потенциальных заключения $e_1^{(t)}$ и $e_2^{(t)}$ содержат в качестве конъюнкта одну и ту же гипотезу h_i, в множество $\mathcal{E}^{(t)}$ добавляется лишь одна из них – та, число конъюнктов в которой больше:

$$\mathcal{E}^{(t)} = \left\{e_1 \in \mathcal{H}_U^{(t)}\ :\ \forall у_i \in \vec{S}\ \exists h_i \in e_1 : h_i.C \text{ ф } у_i\right\},$$
$$e_1 = \left\{h_1 \wedge ... \wedge h_i \wedge ... \wedge h_m\right\},\ e_2 = \left\{h_1 \wedge ... \wedge h_j \wedge ... \wedge h_n\right\},\ e_1 \cap e_2 = \varnothing,\ m > n. \quad (23)$$

Полученное таким образом множество заключений $\mathcal{E}^{(t)}$ на следующем этапе ранжируется соответственно оценке релевантности.

Ранжирование множества заключений по релевантности. Для нахождения степени близости заключения $e^{(t)}$ наблюдаемому потоку событий $\vec{S}$ используется модель уместности (релевантности) ДСС, на основании которой выводится соответствующая оценка $(\mathbf{REL})$ [12]. Для этого каждое заключение $e_i^{(t)} \in \mathcal{E}^{(t)}$, представляющее собой куст ПДСС $e_i^{(t)} \lhd^{e} \tilde{\mathcal{G}}_1$, сопоставляется с контекстом текущей ситуации $\mathbf{Ctx}_{e_I} \lhd^{e} \tilde{\mathcal{G}}_2$, также представляющим собой куст ПДСС.

Оценка релевантности может быть получена как

$$G_{\mathbf{Rel}}(e_i, \mathbf{Ctx}_{e_I}) = \frac{|E_R|}{|\mathbf{Ctx}_{e_I}|} \times \sum_{\nu_{e_I}^i \in E_R} \left(\sum_{\hbar_{ji} \in \mathcal{E} - E_R} \mathbf{Rel}(\nu_{e_I}^i, \hbar_{ji}) + \sum_{\hbar_{ji} \in \mathcal{E} - E_R} \mathbf{Rel}(\hbar_{ji}, \nu_{e_I}^i) \right), \qquad (24)$$

где $\mathbf{Ctx}_{e_I} = \left\{ \nu_{e_I}^1, \nu_{e_I}^2, \ldots \nu_{e_I}^n \right\}$, $\nu_{e_I}^i \in \mathcal{E}.\nu$, $i \in [1..n]$, $e_i = \hbar_{1i} \wedge \ldots \wedge \hbar_{ji} \wedge \ldots \wedge \hbar_{mi}$, $E_R = e_i \cap e_I$.

В свою очередь,

$$\mathbf{Rel}(\nu_{e_I}^i, \hbar_{ji}) = \frac{1}{|\hbar_{ji}|} \sum_{i=1}^{|\mathbf{Ctx}_{e_I}|} \prod_{j=1}^{|e_i|} \mu_{\mathbf{Rel}}\left(\hbar_{ji}\right), \quad \mathbf{Rel}(\hbar_{ji}, \nu_{e_I}^i) = \frac{1}{|\mathbf{Ctx}_{e_I}|} \sum_{i=1}^{|e_i|} \prod_{j=1}^{|\mathbf{Ctx}_{e_I}|} \mu_{\mathbf{Rel}}\left(\nu_{e_I}^i\right). \qquad (25)$$

Для повышения эффективности правдоподобного вывода в ДСПИС оценки релевантности сохраняются в ПДСС, при этом оценки релевантности кустов ПДСС $\tilde{\mathcal{G}}_1$, представляющих собой прецеденты, выводятся относительно узлов ПДСС $\tilde{\mathcal{G}}_2$, соответствующих контекстам ситуаций. Вычисленная оценка релевантности прецедента некоторому контексту ситуации сохраняется в ПДСС и может эффективно использоваться в последующем без произведения новых расчетов.

Выводы

Основу ДСПИС «Муссон» составляет ядро, выполняющее задачи поиска и извлечения прецедентов, поток событий в которых подобен наблюдаемому потоку событий, и отбора тех прецедентов, которые наиболее уместны в контексте сложившейся ситуации.

В статье предложены методы извлечения и отбора прецедентов, включающих динамические потоки событий, работоспособные в динамических интеллектуальных системах в реальном времени. Предложенные методы, основанные на формировании гипотез и дальнейшем их уточнении с целью либо подтверждения, либо опровержения, предназначены для использования в ДСПИС «Муссон», предназначенной для управления динамическими объектами. Подтвержденные гипотезы становятся заключениями и используются для последующего принятия решений оператором.

Применение ДСПИС «Муссон» в информационно сложных для оператора ДО ситуациях приводит к снижению влияния человеческого фактора на качество и своевременность принятия решений.

Литература

1. Сиек Ю.Л. Принципы синтеза интеллектуальных систем управления морскими динамическими объектами / Ю.Л. Сиек, Соэ Мин Лвин // Искусственный интеллект. – 2009. – № 4. – С. 448-456.
2. Топалов В.П. К проблеме человеческого фактора в судоходстве / В.П. Топалов, В.Г. Торский, Ю.В. Торский // Судовождение. – 2004. – Вып. 8. – С. 94-102.
3. Шерстюк В.Г. Принципы интеллектуальной поддержки принятия решений по управлению движением судна // В.Г. Шерстюк / Вестник Херсонского национального технического университета. – 2009. – № 3 (36). – С. 133-141.
4. Шерстюк В.Г. Сценарно-прецедентный подход к формированию управляющих воздействий в системе управления морского подвижного объекта / В.Г. Шерстюк // Проблемы информационных технологий. – 2009. – № 2 (6). – С. 69-77.

5. Liu Y. A CBR-based Approach for Ship Collision Avoidance / Y. Liu, C. Yang, X. Du // Proceedings of the 21st International Conference IEA/AIS-2008, Wroclaw, Poland. – Lecture Notes In Artificial Intelligence. – 2008. – Vol. 5027. – P. 687-697.
6. Шерстюк В.Г. Гибридная интеллектуальная СППР для управления судном / В.Г. Шерстюк, А.П. Бень // Искусственный интеллект. – 2008. – № 3. – С. 490-500.
7. Шерстюк В.Г. Использование деревьев событий для представления знаний в динамических прецедентных интеллектуальных системах / В.Г. Шерстюк // Вестник Херсонского национального технического университета. – 2011. – № 2 (41). – С. 100-111.
8. Шерстюк В.Г. Динамическая оценка подобия двух потоков событий / В.Г. Шерстюк // Вестник Херсонского национального технического университета. – 2011. – № 3 (42). – С. 491-496.
9. Martin F.J. Case-Based Sequence Analysis in Dynamic, Imprecise, and Adversarial Domains / F.J. Martin // Tesi doctoral by Universitat Politecnica De Catalunya, 2004. – 285 p.
10. Pawlak Z. Rough Sets / Z. Pawlak, W. Jerzy, R. Slowinski, W. Ziarko // Comm. of ACM. – 1995. – Vol. 38. – №. 11. – P. 88-95.
11. Baader F. The Description Logic Handbook: Theory, Implementation, Applications / F. Baader, D. Calvanese, D.L. McGuinness, D. Nardi, P.F. Patel-Schneider. – Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2003. – 574 p.
12. Шерстюк В.Г. Отбор прецедентов на основе отношения релевантности в гибридной сценарно-прецедентной СППР / В.Г. Шерстюк // Моделювання та керування станом еколого-економічних систем регіону. – 2006. – Вип. 3. – С. 313-333.
13. Peng Y. Abductive Inference Models for Diagnostic Problem-Solving / Yung Peng, James A. Reggia. – NY : Springer-Verlag, 1990. – 284 p.

Literatura

1. Siek Ju.L. Iskusstvennyj intellekt. 2009. №4. S. 448-456.
2. Topalov V.P. Sudovozhdenie. 2004. Vyp. 8. S. 94-102.
3. Sherstjuk V.G. Vestnik Hersonskogo nacional’nogo tehnicheskogo universiteta. 2009. №3 (36). S.133-141.
4. Sherstjuk V.G. Problemy informacionnyh tehnologij. 2009. №2(6). S. 69-77.
5. Liu Y. Proceedings of the 21st International Conference IEA/AIS-2008, Wroclaw, Poland. Lecture Notes In Artificial Intelligence. 2008. Vol. 5027. P. 687-697.
6. Sherstjuk V.G. Iskusstvennyj intellekt. 2008. №3. S. 490-500.
7. Sherstjuk V.G. Vestnik Hersonskogo nacional’nogo tehnicheskogo universiteta. 2011. №2 (41). S. 100-111.
8. Sherstjuk V.G. Vestnik Hersonskogo nacional’nogo tehnicheskogo universiteta. 2011. №3 (42). S. 491-496.
9. Martin F.J. Case-Based Sequence Analysis in Dynamic, Imprecise, and Adversarial Domains. Tesi doctoral by Universitat Politecnica De Catalunya. 2004. 285 P.
10. Pawlak Z. Comm. of ACM. 1995. Vol. 38. № 11. P. 88-95.
11. Baader F. The Description Logic Handbook: Theory, Implementation, Applications. Cambridge University Press. Cambridge. UK. 2003. 574 p.
12. Sherstjuk V.G. Modeljuvannja ta keruvannja stanom ekologo-ekonomichnyh system regionu. 2006. Vyp. 3. S. 313-333.
13. Peng Y. Abductive Inference Models for Diagnostic Problem-Solving. NY: Springer-Verlag. 1990. 284 p.

V.G. Sherstyuk

Dynamic Case Selection in the "Monsoon” Intelligent System

This article is devoted to theoretical investigation of the one class of intelligent systems – dynamic scenario-case systems, including the used case extraction and selection methods design and justification for “Monsoon” intelligent system. Dynamic intelligent system “Monsoon” is intended to dynamic objects control problems in informational complex situations. “Monsoon” intelligent system is based on the plausible event tree-like net, which is the situation dynamics information storage formed by the event streams. The observed event stream correlates by the similarity degree in respect to the model event flows stored in the event tree-like net, based on the dynamic events stream similarity assessment method.

The method proposed in this paper has a low computational complexity and can be used in dynamic real-time intelligent systems.

Статья поступила в редакцию 05.06.2012.